

基于RBF神经网络的土壤分类设计

孙福振 李艳 李业刚 (山东理工大学计算机科学与技术学院, 山东淄博255049)

摘要 为了提高土壤遥感图象分类精度,把径向基函数(Radial Basis Function, RBF)神经网络应用到遥感土壤分类系统,并基于MATLAB平台仿真模拟。仿真结果表明,经过训练的RBF神经网络可有效识别土壤特征,实现自动土壤分类。

关键词 神经网络; 土壤分类; 遥感图象; RBF

中图分类号 TP399 文献标识码 A 文章编号 0517-6611(2009)13-06293-02

Design of Soil Mapping System Based on RBF Neural Network

SUN Fu-zhen et al (College of Computer Science and Technology, Shandong University of Technology, Zibo, Shandong 255049)

Abstract This study introduces the design of soil mapping system based on radial basis function neural network (RBF-NN) to improve the effect of soil mapping. All simulation is based on MATLAB platform. The simulation results show that the trained RBF-NN is feasible to recognize the soil features and helpful for realizing automatic soil mapping.

Key words Neural network; Soil mapping; Remote sensing diagraph; RBF

以农业科学、国土资源和环境监测为主要目的的遥感图象分类技术是模式识别技术在遥感图象领域的一个具体应用^[1],即对地球表面和周围环境在遥感卫星图象上所反映出来的信息进行属性的识别。传统的遥感图象分类多采用基于光谱特征的统计类方法,如最大似然法等建立在要素相互独立的前提下,然而地学要素是相互关联、分布复杂的,从而影响了图象的识别精度。为了提高图象的识别精度,笔者提出了一种基于RBF神经网络的自动土壤分类设计。

1 土壤类型与遥感图象光谱特征

1.1 土壤类型 采用《中国土壤系统分类(修订方案)》(1995)为分类原则,中国土壤分类为多级分类,即土纲、亚纲、土类、亚类、土属、土种和变种共7级。实验研究土壤类别如表1所示。

表1 实验土壤类型
Table 1 Tested soil types

土类代码 Soil number	土类 Soil type	土类代码 Soil number	土类 Soil type
212	铁渗水耕人为土	1355	酸性湿润雏形土
213	铁聚水耕人为土	1358	筒育湿润雏形土
214	筒育水耕人为土	135812	筒育湿润雏形土+淋溶土
1246	筒育湿润淋溶土	1435	湿润冲积新成土
1346	滞水常湿雏形土	1442	紫色正常新成土
1351	钙质湿润雏形土	1448	湿润正常新成土
1352	紫色湿润雏形土	1511	城镇、矿区、裸岩
1324	铁质湿润雏形土		

1.2 遥感图象光谱特征 遥感图象的光谱特性是图象分析处理的主要依据,遥感图象的光谱特征通常是以地物在多光谱图象的亮度体现出来的。不同波段图象中的亮度观测值构成一个随机向量 X ,通常也叫做光谱特征向量。

$$X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T \quad (1)$$

式中, n 为图象波段总数, x_i 为地物图象点在 i 波段的亮度值。

2 RBF神经网络

RBF NN,具优秀的离散数据内插特性,该网络可以提供

完备的、最优逼近(universal and optimization approximation)功能;RBF NN具有结构简单、训练速度快、函数逼近能力和分类能力强,不存在局部最优问题等特点,由该网络构成的系统是有界、稳定的。这些特点为RBF NN在土壤分类中的应用奠定了良好的基础。

RBF NN包含输入层、隐层和输出层,输入层节点传递信号到隐层,隐层节点由作用函数组成,输出层通常是简单的线性函数。结构如图1所示。

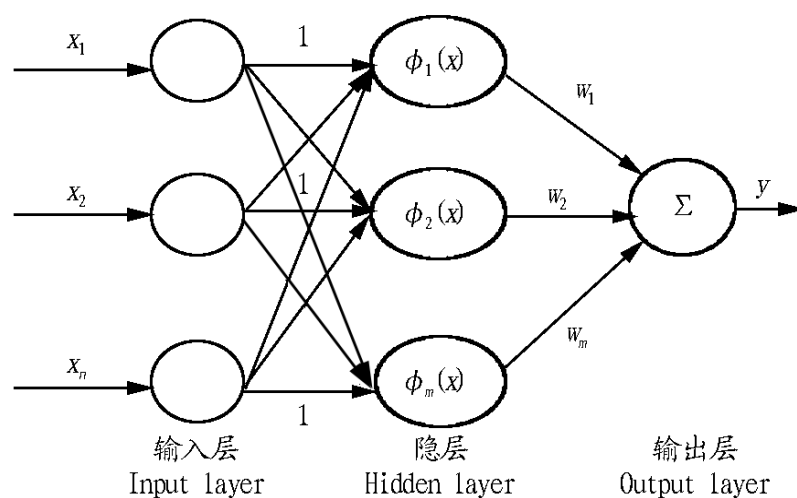


图1 RBF NN 结构

Fig.1 Structure of RBF-NN

隐层节点作用函数采用高斯核函数(Gaussian kernel function),即:

$$u_j = \frac{(X - c_j)^T (X - c_j)}{2 \sigma_j^2} \quad j = 1, 2, 3, \dots, m \quad (2)$$

式中, u_j 是第 j 个隐层节点的输出, $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 是输入样本, c_j 是高斯函数的中心值, σ_j^2 是标准化参数, m 是隐层节点个数。

RBF网络的输出为隐层节点输出的线性组合,即:

$$y = \sum_{j=1}^m w_j u_j \quad i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (3)$$

RBF神经网络的映射过程是特征输入经过非监督聚类形成空间分布,然后再通过线性对应形成映射关系。由图1可见,输入层到隐含层实现从模式向量 X 到 u_j 的非线性映射, X 通过非线性径向基函数(RBF)获得与各个聚类中心竞争归属。若 X 在 C_j 的一定范围内,当 X 越接近于 C_j , u_j 也越接近于1,从而获得竞争胜利。而隐层到输出层实现由 u_j 到 y 的线性映射。

3 基于 Matlab 的 RBF 网络函数土壤分类仿真

笔者将 RBF NN 用于土壤分类系统,即用径向基函数神经网络判定土壤分类,也就是用径向基函数神经网络实现从土壤光谱特征向量到类别映射。因此 RBF 神经网络的输入土壤光谱特征向量 X 如式(1)所示。

在 Matlab 软件中,设计 newrbf(P,T,Goal,Spread) 函数来训练 RBF 神经网络,函数中各参数:P 为输入向量,T 为目标输出向量,Goal 为网络均方误差,Spread 为径向基函数伸展常数。其中参数 Goal 和 Spread 由用户给出。在网络训练的过程中采用 OLS 算法,自适应的增加径向基网络的隐层神经元,来不断减小网络的输出均方差,直至达到 Goal 目标时,训练结束。

在实验中,newrbf() 函数的 2 个重要参数 Goal 和 Spread 的取值直接影响到网络训练的时间和网络的拟合,适当的选择上述 2 个参数至关重要,通过多次的试算调整组合(Goal,Spread) 取最优值。调整过程中注意保持较大的 Spread,保证径向基函数的输入范围足够大,从而使它的输出有较大的值。Spread 越大网络输出越平滑,拟合性越好。

训练样本的选择尽量选择具有代表性、典型的训练样本。笔者选择表 1 中典型土壤类型训练样本。实验仿真结果表明(表 2),Goal、Spread 值分别取 1 000 和 100,不但分类精度最高,而且所需的训练时间相对较少,说明了并不是训练时间越长得到的分类精度就会越高。如果保持 Spread 取值 100 不变,减小均方误差 Goal 的值为 500,可以看到训练时间成倍增加,而分类精度反而下降。这表明如果均方误差设定越小虽然可以提高拟合精度,但网络泛化能力减弱,导致测试精度不高。显然 Spread 值取 100 是比较合适的,高于或低于这个值都得不到最好的分类精度。

尽管遥感影像本身也反映了因为地形变化导致的土壤

光谱反射差异,但它并不能完全代表自然景观中土壤的变异,因此传统分类器的分类总精度在 59% 左右。表 2 显示,基于 RBF 神经网络的分类精度为 68% 左右,比传统分类器提高了 9% 左右。

表 2 神经网络训练情况与分类结果

Table 2 Training situation and mapping results of neural network

神经网络 Neural network	Goal	Spread	训练时间 s Training time	分类精度 % Mapping precision
Net1	1 000	100	695	68.97
Net2	500	100	3 951	67.22
Net3	1 000	1 000	1 808	67.13
Net4	500	500	13 427	61.48

4 结束语

笔者通过仿真实验验证了径向基函数神经网络在基于遥感图象的土壤分类中的应用价值。仿真结果表明,径向基函数神经网络能够有效地提高分类精度。在仿真过程中需要根据具体的要求对土壤分类函数的 2 个重要参数(Goal-网络均方误差和 Spread-径向基函数的伸展常数)进行认真的选取。RBF 神经网络分类法是基于遥感图象的土壤自动分类系统非常重要的组成部分,该领域的研究对农业、环境、资源可持续利用等方面提供了数据支持。

参考文献

- [1] 罗红霞. 基于土壤系统分类的土壤遥感自动识别分类系统的设计[J]. 西南师范大学学报:自然科学版,2003,28(4):623-625.
- [2] 刘焕军,张柏,杨立,等. 土壤光学遥感研究进展[J]. 土壤通报,2007,38(6):1197-1199.
- [3] DANIEL K W,TRIPATHI N K,HONDA,et al. Analysis of VNIR(400-1000 nm) spectral signatures for estimation of soil organic matter in tropical soils of Thailand[J]. Int J Remote Sensing,2004,25(3):643-652.
- [4] 刘建霞,王芳,谢克明,等. 基于 RBF 神经网络的天线阵方向图建模[J]. 太原理工大学学报,2008,39(1):37-38.
- [5] 毛永毅,李明远,张宝军,等. 基于 RBF 神经网络的 AOA 定位算法[J]. 计算机应用,2008,28(1):1-3.

plications[EB/OL].ftp://ftp.dca.fee.unicamp.br/pub/docs/vonzuben/lnunes/trdca0200.pdf.

(上接第 6292 页)

- [2] FARMER J D,PACKARD N H,PERELSON A. The immune system, adaptation, and machine Learning[J]. Physica D,1986,22:187-204.
- [3] KIM J,PETER J B. Towards an artificial immune system for network intrusion detection: an investigation of dynamic clone selection. Proceeding of world congress on computational intelligence[C]. Piscataway:IEEE Press,2002.
- [4] DE CASTRO,VONZUBEN. Artificial immune system:Part I - basic theory and applications[EB/OL].ftp://ftp.dca.fee.unicamp.br/pub/docs/vonzuben/lnunes/trdca0199.pdf.
- [5] DE CASTRO,VONZUBEN. Artificial immune system:part II - a survey of ap-

- [6] FARMER P K,WILLIAMS P D,GUNSCH G H,et al. An artificial immune system architecture for computer security applications[J]. IEEE Transaction on Evolutionary Computation,2002,6(3):252-280.
- [7] JUNGWON KIM,PETER BENILEY. The Artificial Immune Model for Network Intrusion Detection[C]. 7th European Conference on Intelligent Techniques and Soft Computing(EUHT 99),1999.
- [8] 李涛. 计算机免疫学[M]. 北京:电子工业出版社,2004.
- [9] 莫宏伟. 人工免疫系统原理和应用[M]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社,2002.